스마트폰 기반의 이동상황 판별을 위한 유클리디안 거리유사도의 응용[†]

(Application of Euclidean Distance Similarity for Smartphone-Based Moving Context Determination)

장 영 완¹⁾, 김 병 만²⁾, 장 성 봉³⁾, 신 윤 식⁴⁾

(Young-Wan Jang, Byeong Man Kim, Sung Bong Jang, and Yoon Sik Shin)

요 약 이동 컴퓨팅 환경에서 사용자 움직임 판별은 해결해야 할 중요한 이슈중의 하나이다. 본 논문에서는 유클리디안 거리 유사도를 이용하여 스마트폰 사용자의 움직임을 인식하고 판별하기 위한 방법을 제시한다. 제안된 방법에서는 GPS와 가속 센서를 이용하여 데이터를 수집하고, 수집된 데이터를 이용하여, 사용자의 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동을 판별한다. 제안된 방법의타당성과 효율성을 검증하기 위하여, 안드로이드 시스템에 유클리디안 거리 유사도의 여러 변형을 이용한 응용프로그램을 구현하여 그 정확도를 측정하였다. 실험 결과, 사용자 움직임 종류를 90% 이상의 정확도를 가지고 판별해 내었다.

핵심주제어 : 이동상황 인식, 상황인식 컴퓨팅, 2 Point 유클리디안 거리, 이동상황 판별

Abstract Moving context determination is an important issue to be resolved in a mobile computing environment. This paper presents a method for recognizing and classifying a mobile user's moving context by Euclidean distance similarity. In the proposed method, basic data are gathered using Global Positioning System (GPS) and accelerometer sensors, and by using the data, the system decides which moving situation the user is in. The decided situation is one of the four categories: stop, walking, run, and moved by a car. In order to evaluate the effectiveness and feasibility of the proposed scheme, we have implemented applications using several variations of Euclidean distance similarity on the Android system, and measured the accuracies. Experimental results show that the proposed system achieves more than 90% accuracy.

Key Words: Moving Context Recognized, Context Awareness Computing, 2 Point Euclidean Distance, Moving Context Determination

1. 서 론

↑ 이 연구는 금오공과대학교학술연구비에 의하여 지원된 논문임

스마트폰으로 대표되는 모바일 기기의 발전으로 대중은 고성능 센서를 휴대하고 있으며 이에 따라 센서를 기반으로 하는 보다 발전된 연구를 수행할 수 있는 토대가 마련되었다. 스마트폰에는 GPS와 가속도센서가 탑재 되어 있는데 이를 활용하면 걷기, 뛰기, 차량이동과 같은 이동상황의 판단이 가능하다. 이러한

¹⁾ 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제1저자

²⁾ 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제2저자

³⁾ 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제3저자

⁴⁾ 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 교신저자

이동상황의 판단은 조난, 재해, 헬스 케어, 차량이용 컨텐츠 추천등 스마트폰을 사용하는 사람을 중심으로 그 쓰임새에 따라 다양하게 응용할 수 있다[1-2].

사용자의 다양한 상황을 고려하여 적절한 정보 혹은 서비스를 제공할 수 있도록 하는 것을 상황인식 컴퓨팅(Context Aware Computing)이라고 하며 이에 대한 개념은 "위치에 따른 환경변화를 발견하고 반응하는 것"으로 1994년 Schilit과 Theimer[3]에 의하여 최초로 논의된 바 있다. 상황의 종류는 다양할 수 있지만, 일반적으로 이를 분류하면 사용자 상황, 물리적환경 상황, 컴퓨팅 시스템 상황, 사용자-컴퓨터 상호 작용 이력, 기타 미분류 상황으로 분류할 수 있다[4].

본 논문에서는 이러한 상황 중 사용자 상황 중의하나인 사용자 이동상황을 스마트폰을 이용하여 판단하고자 한다. 센서에서 출력되어지는 데이터들은 수치데이터로 그 의미의 확인이 어렵고 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동과 같은 추상적 판단을 위해서는 GPS와 가속도 센서의 데이터를 이용하여 판단해야 하며 이를위해 피 실험자로부터 위치정보와, 가속도센서 값을수집하고 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동 중 어느 상황과유사한지를 판단해야 한다. 이러한 판단은 각 상황을하나의 클래스로 해석해서 새로 주어진 GPS 데이터와 가속도 센서가 어떤 클래스에 해당하는 가를 판별하는 분류 문제로 해석되어 질 수 있다.

분류기의 구현을 위해 인공지능 분야에서 많이 사용하는 인공 신경망이나 SVM(Support Vector Machine) 대신에 대표값과의 유클리디안 거리를 측정하는 방법을 사용하였다. 대표값은 피 실험자 10인으로부터 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동의 각 상황에 따라서 샘플을 수집한 후 이로부터 얻어진 속도와 가속도데이터를 사용하였다. 또한 대표값과 클래스간의 판단방법에 따라성능이 달라질 수 있기 때문에 유클리디안 거리 유사도를 응용하여 유클리디안 평균 방법, 유클리디안 거리와 지정 영역의 혼합 방법, 2 Point 유클리디안 거리 방법의 세 가지 응용 실험에 따른 성능분석을 실시하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 관련연구를 설명하고, 3장에서는 속도와 가속도의 측정을, 4장에서는 유클리디안 거리 유사도를 응용한 실험을 보이며, 5장에서는 비교분석을, 6장에서는 결론을 제시하고 본 논문을 맺는다.

2. 관련 연구

과거에는 디바이스의 한계로 인하여 상황을 판단하기가 쉽지 않았으나 디지털 기기의 발전과 고성능 센서가 내장된 스마트폰의 출현으로 인하여 보다 발전된 연구를 수행할 수 있는 토대가 마련되었다.

과거에는 사용자의 상황을 판별하기 위해서 그 목 적에 따라 디바이스를 제작하여 사용하였다. 이러한 연구 사례로는 라이프로그 데이터를 응용한 연구를 예로 들 수 있다.

K. Aizawa[5]의 연구에서는 기억을 관리하는 특정 요소들로 움직임, 위치, 시간, 인터넷 및 다양한 응용 프로그램 정보와 비디오, 오디오뿐만 아니라 GPS, 가속도센서 등 다양한 웨어러블 센서로 부터 수집된 사용자의 상황 정보를 기록하고 분석하였으며, Microsoft의 Gordon Bell[6]은 SenseCam 이라는 목에거는 형태의 소형 카메라와 녹음기를 이용한 장치를 개발하여 사용자가 이를 휴대하고 다니면서 경험정보를 수집하면 PC 기반의 MyLifeBits라는 응용 프로그램에서 사용자의 경험정보를 관리하는 방식의 연구를 수행하였다. 그리고 사용자의 모바일 상황정보를 분석하고 의미를 부여하기 위해서 이를 체계적으로 분류하고 저장하기 위한 연구들이 제안 되었다.

Rocha와 Endler[7]는 사용자의 상황정보를 수용 하기위해 그에 맞는 유연한 컨텍스트 모델이 필요하다고 주장 하였고, XML을 이용하여 사용자의 상황정보를 추상화한 구조를 제안 하였으며 Jang[8]은 사용자와 모바일 기기간의 활동과 상황을 바탕으로 규칙기반의 라이프로깅과 자동 태깅을 수행하는 방법을 제안하였다. 이러한 연구들을 바탕으로 최근에는 스마트폰 기반의 연구들이 주를 이루고 있으며 다트머스 대학의 Miluzzo[9]와 같은 연구자는 이를 활용하여 사용자간의 네트워크를 구성하기도 하였다. Miluzzo[9]의 CenceMe는 스마트폰 기반으로 가속도, GPS, 사진, 오디오를 수집하는 클라이언트 소프트웨어를 통해 수집한 자료를 이용하여 모바일 소셜 네트워크를 구성한다.

그동안 연구 되었던 모바일 기반 연구들의 중요한 특징은 사용자의 위치와 움직임을 중심으로 발생한 이벤트나 에피소드를 판단하는 것이며 이에 스마트폰 을 중심으로 사용자의 상황이나 행위를 판단하는 연 구들이 수행되어지고 있다. Yang[10]은 스마트폰에 부착되어 있는 가속도 센서를 이용하여 3축 가속도의 대표값을 구하고 FFT(Fast Fourier Transform) 변환을 통해 걷기, 뛰기, 앉기, 일어서기의 4가지 동작을 인식하는 연구를 수행 하였으며, Jung[11]은 x, y, z 각 축의 수치를 응용하여 스마트폰의 자세를 분석 걸음수를 검출하는 연구를 수행하였다.

Han[12]의 연구에서는 스마트폰의 가속도센서와 자이로센서를 걷기, 뛰기, 앉기, 서기 등의 행위를 실시간으로 인지하기 위해 Naive Bayses 알고리즘을 확장한 계층적 행위인지 프레임워크(HARF)를 제안 하였고, Shoaib[13]은 다양한 기계학습 모델을 이용하여스마트폰 중심의 사용자 움직임을 검출하기 위한 실험을 수행 하였으며 Hong과Mok[14]은 통계적 기반의알고리즘을 제안 하였다.

본 논문은 선행 연구자들의 연구를 참고하여 스마 트폰을 기반으로 이동상황에 따른 센서 데이터를 수 집하고 이를 바탕으로 이동상황 판별 방법을 제안한 다.

3. 속도와 가속도의 측정

본 논문에서는 스마트폰에 내장되어 있는 GPS에서 보내주는 위도와 경도 그리고 가속도 센서에서 보내 주는 정보를 이용하여 사용자의 이동상황을 판단한다. 그리고 가속도센서 데이터의 경우 x, y, z 축에 따라 환경적 요소의 영향을 받으므로 이를 3.1절에 소개한 측정 방법을 적용하여 측정 하였다.

3.1 측정 방법

스마트폰에 내장된 가속도 센서를 이용하여 수집된 3축 가속도의 원 데이터에서 중력을 제거하기 위해 식(1)과 같은 HPF(Hight Pass Filter)를 이용하였다. Y_k 는 HPF를 거친 출력 값이며 x_k 는 현재 가속도 센서 데이터 값, α 는 상수 값이며, A_k 는 HPF를 거친 이전 값이다.

$$Y_k = x_k - \{a * A_k + (1 - a)x_k\}$$
 (1)

식(1)을 거친 가속도 센서의 3축 데이터는 중력의 영향을 제거 하였으나 스마트폰의 위치에 따라서 x, y, z 축이 영향을 받으므로 이에 대한 영향을 받지 않는 방법으로 식(2)와 같이 하나의 대표값 A를 구하여 이용하였다.

$$A = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \tag{2}$$

식(2)를 이용하여 구해진 가속도의 대표값 A를 이용하여 1초 동안 변화한 가속도의 최대치를 10초 동안 측정하여 평균값을 구한다.

정지, 걷기, 뛰기, 차량이동의 사용자 상황을 판단하기 위해서는 가속도센서에서 출력되는 정보만으로는 충분하지 않다. 그래서 가속도와 함께 GPS에서 보내주는 위도와 경도 데이터를 함께 이용하며 GPS로 측정한 경도와 위도 정보를 구체에서의 거리 계산 공식[16]을 이용하여 이동거리를 계산하고 이를 속도로 환산 하였다.

식(3)의 lon1, lon2는 10초전의 위도와 현재의 위도를, lat1, lat2는 10초전의 경도와 현재의 경도를 의미하며 R은 지구의 반지름이다.

$$\Delta on = lon2 - lon1$$

$$\Delta lat = lat2 - lat1$$

$$\alpha = \sin (\Delta lat/2)^2 + \cos(lat1) \times \cos(lat2) \times \sin^2(\Delta lon/2)$$

$$c = 2 \times \tan^{-1}(\frac{\sqrt{a}}{1-a})$$

$$distance = \times c$$
(3)

식(1) - 식(3)을 적용하여 10초에 1건씩 측정 하였으며 이에 대한 알고리즘을 <Fig. 1>에 정리 하였다.

3.2 측정 활동

3.1절의 <Fig. 1>의 알고리즘을 적용, <Table 1>에 나타낸 것과 같이 안드로이드 기반의 스마트폰에 구현하여 백그라운드로 앱을 구동하고 일반적인 상황에서의 측정값을 얻기 위해 피 실험자의 손에 스마트폰

```
/* accA = accelerometer representative value
   accA_Array = array of accelerometer representative value
   accelerometer_structure = x, y, z of accelerometer
*/
input : acelerometer value(x, y, z), longitude, latitude
ouput: X(speed). Y(accelerometer representative value)
// distance(식3) to speed
X = distanceTospeed(latitude, longitude)
var accA_Array[12]
repeat 10seconds
 // get max value of accelerometer representative value for 1 second
 max_accA = 0
 repeat 1second
    accelerometer_structure = HFP(x, y, z) // hight pass filter
    accA = sqrt(accelerometer_structure) // accelerometer representative value
    max_accA < accA : max_accA = accA
  end repeat
 input accA_Array
end repeat
// Y is accelerometer representative value average for 10 second
Y = calcurate the accA_Array average
```

<Fig. 1> accelerometer representative value and calculate speed algorithm

을 쥐거나 주머니에 넣고 측정 하였으며 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동의 상황에 따라서 다양한 움직임이 이 루어질 수 있다고 보고 각 상황에 맞는 활동 분류기 준을 만들어 < Table 2>와 같이 구성 하였다.

<Table 1> Device and OS used in the measure

Samsung Galaxy S3				
디바이스	(SHV-E210K)			
운영체제	google android 4.1.2 jelly bean			
백그라운드로 동작하는 실험용				
측정방법	을 실행하고 같은 동작을 반복적			
	으로 수행			

<Table 2> measure context and activity

상황	측정 활동
	가만히 서있기
정지	벤치에 앉아서 다리를 꼬았다가 풀기
	1~2m의 좁은 범위를 서성이기
71 -l	평지를 걷거나 뛰기
걷기, 뛰기	오르막을 걷거나 뛰기
ग /1	내리막을 걷거나 뛰기
ᅴᆱ	승용차를 타고 이동
차량 이동	버스를 타고 이동
913	기차를 타고 이동

본 논문에서는 피 실험자 10인으로부터 <Table 2>에 나타낸 상황에 따른 측정활동을 수분 이상 반복 측정하여 상황별로 500개씩 총 2,000개의 샘플 데이터를 수집하였으며 그 결과는 <Fig. 2>의 그래프로 나타내었다. X축은 샘플의 개수 Y축은 속도 혹은 가속도 대표값을 의미한다.

본 논문에서는 본 장에서 측정된 속도와 가속도 대표값의 결과를 이용하여 4절에서 소개하는 유클리디안 거리 유사도를 응용한 실험을 통해 제안하는 2 Point 유클리디안 거리 방법의 성능을 검증하여 그 실효성을 나타낼 것 이다.

4. 유클리디안 거리 유사도 응용 실험

3절에서 소개한 바와 같이 상황을 만들어 측정하고 수집한 20,000초 분량, 약 2,000개의 샘플을 이용하여 각 상황에 따른 평균값과 표준편차를 구하였다.

평균값과 표준편차는 <Table 3>에 나타내었으며 본 장에서는 <Table 3>의 결과를 이용하여 유클리디 안 거리 유사도를 응용한 유클리디안 거리 평균, 유클 리디안 거리 평균과 지정영역 혼합, 2 Point 유클리디 안 거리 방법에 대하여 5-fold Cross Validation 실험 을 수행하여 2 Point 유클리디안 거리 방법이 가장 우 수함을 확인 하였다.

<Table 3> Speed and Accelerometer Value of Moving Context

	평균	표준편차
정지 속도	0.492	0.957
걷기 속도	4.054	0.938
뛰기 속도	9.964	3.764
차량 이동 속도	54.438	33.309
정지 가속도 대표값	1.042	1.203
걷기 가속도 대표값	5.349	1.606
뛰기 가속도 대표값	15.210	3.421
차량 이동 가속도 대표값	1.210	0.891

4.1 유클리디안 거리 평균 실험

본 절에서는 속도와 가속도의 평균값을 기준으로

유클리디안 거리를 사용하여 5-fold cross validation 방법을 사용하여 정확도를 측정하였다.

유클리디안 평균 방법은 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동의 각 클래스의 속도와 가속도 평균값을 기준으로 유클리디안 거리 방법을 적용한 것으로 짧은 거리의 클래스 이름으로 이동상황을 판단한다.

실험 결과, 정지, 걷기, 뛰기의 경우 0.9가 넘는 높은 정확도를 보였으나 차량이동의 경우 0.7의 낮은 정확 도를 보였다. 이는 저속 구간에서의 측정값들이 차량 이동의 평균값보다 정지나 걷기 군집의 평균값에 보 다 가깝기 때문에 나타나는 것으로 확인되었다.

실험한 사용한 유클리디안 거리 수식은 식(4)와 같으며 1에 가까울수록 높은 유사도를 보이는 것이다. 실험결과는 <Table 4>에 정리 하였다.

$$1/(1+\sqrt{(NowSpeed-AverageSpeed)}^2+(NowAccelerometer-AverageAccelerometer)^2)$$

$$\tag{4}$$

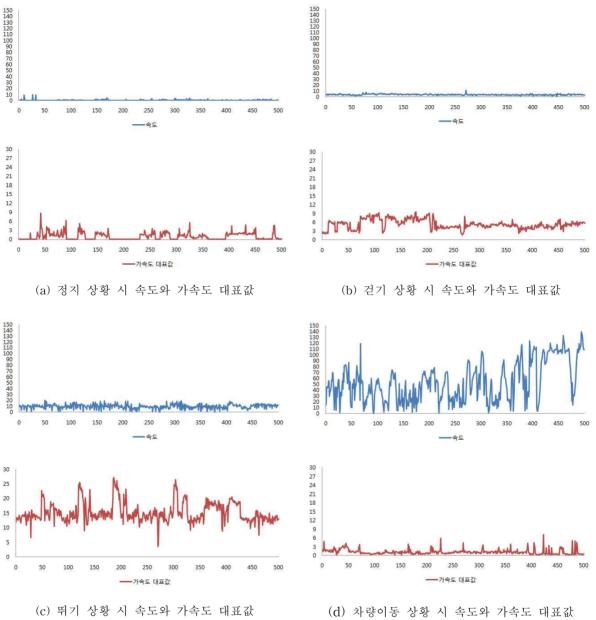
<Table 4> Euclidean Average 5-fold cross validation experiment Result

	1	2	3	4	5	평균
정지	0.94	0.95	1.0	1.0	0.98	0.974
걷기	0.95	1.0	0.94	0.97	0.98	0.968
뛰기	0.95	0.98	0.93	0.94	0.96	0.952
차량이동	0.72	0.51	0.64	0.70	0.93	0.700

4.2 유클리디안 거리 평균과 지정영역 혼합 실험

4.2 절의 평균값을 이용한 유클리디안 거리 유사도의 문제점인 차량이동에 대한 낮은 수치를 보완하기위하여 < Table 3>에 결과를 참고하여 표준편차를 이용, 각 클래스의 속도와 가속도의 영역을 지정 하고,이 영역내의 측정값에 대해서 해당 이동상황으로 판별하는 방법을 사용하였다.

영역은 3절에서 구해진 x(속도), y(가속도 대표값)을 사용하여 표준편차를 기준으로 2개의 포인트를 구하고 이의 면적만큼 영역을 지정하였으며 지정영역이 겹치는 경우나 지정영역 안으로 들어오지 못한 값에 대해서 <math>4.1절에서 소개한 유클리디안 거리 평균 방법



<Fig. 2> Speed and Accelerometer Value Graph of Moving Context

을 사용 하여 보완 하였다. 2개의 점을 구하는 방법은 식(5)에 나타내었다.

p1.x = Average Speed - Standard Deviation

p1.y = Average Accelerometer Value A – Standard Deviation

p2.x = Average Speed + Standard Deviation

p2.y = Average Accelerometer Value A + Standard Deviation

실험결과 정지, 걷기, 뛰기의 성능향상은 없으나 차량이동의 경우 9%의 성능향상을 보였다. 그러나 차 량이동 20km 이하의 의미 있는 저속구간을 영역으로 불포함 하여 만족할만한 성능을 나타내지 못하였다. 유클리디안 거리평균과 지정영역 혼합의 실험결과는 <Table 5>에 나타내었다.

<Table 5> Euclidean Average and Area hybrid 5-fold cross validation experiment Result

	1	2	3	4	5	평균
정지	0.94	0.95	1.0	1.0	0.98	0.974
걷기	0.95	1.0	0.94	0.97	0.98	0.968
뛰기	0.95	0.98	0.93	0.94	0.96	0.952
차량이동	0.82	0.62	0.83	0.75	0.93	0.790

4.3 2 Point 유클리디안 거리 실험

4.2절에서 실험한 방법의 문제점을 개선하기 위하여 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동의 클래스별로 각 2개의 대 상 포인트를 설정하고 유클리디안 거리를 사용한 유 사도를 측정하여 이동상황을 판단하는 실험을 수행하 였다.

2개의 대상 포인트는 각 클래스의 속도와 가속도

대표값의 평균을 구하고 속도평균과 가속도 대표값의 평균 중 큰 것을 축으로 포인트를 계산하여 설정한다.

설정된 포인트를 기준으로 각 클래스의 거리 유사도를 구하여 가장 유사한 클래스의 이름으로 이동상황을 나타낸다. <Fig. 3>은 본 절에서 소개하는 2 Point 유클리디안 거리 방법을 이용하여 해당 클래스의 거리 유사도를 구하는 알고리즘을 나타내었다.

<Fig. 3>의 accA는 가속도 센서 대표값을 나타내며 dist는 거리를 의미한다. 또한 입력값으로 속도와가속도 대표값을 받아들이며 유사도를 출력하는 구조를 가지고 있다.

실험결과는 <Table 6>에 보이는 바와 같이 정지, 건기, 뛰기의 경우 큰 차이가 없으나 차량이동의 경우 4.2절에서 소개한 유클리디안 거리 평균과 지정영역 혼합 방법에 비해서 12%의 성능 향상을 보였으며 모 든 상황에서 90%를 상회하는 높은 정확도를 보였다.

```
// accA = accelerometer representative value, dist = distance
input: Now Speed, Now accA
output: distance similarity value
// initialize variable
x1 = average speed
x2 = average speed
y1 = average accA
y2 = average accA
// S = speed point, A = accA point
S1 = average speed - standard deviation of speed
S2 = average speed + standard deviation of speed
A1 = average accA - standard deviation of accA
A2 = average accA + standard deviation of accA
// set of target point
  1 = 1, x2 = S2
                   if average speed > average acc A
 y1 = A1, y2 = A2 otherwise
// calculate distance
dist 1 = 1(1 + (Now Speed - x1) + (Now Acc A - y1)^{2})
dist2 = 1(1 + \sqrt{(Now Speed - x^2)^2 + (Now Acc A - y^2)^2})
2 point euclidean distance similarity = dist1 > dist2 ? dist1 : dist 2
```

<Fig. 3> 2 Point euclidean distance similarity

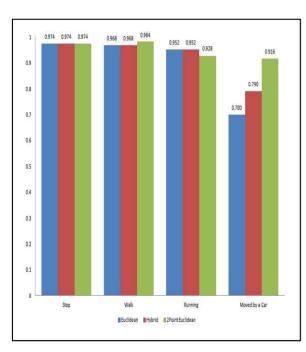
<Table 6> 2 Point Euclidean Distance method 5-fold cross validation experiment Result

	1	2	3	4	5	평균
정지	0.94	0.94	1.0	1.0	0.99	0.974
걷기	0.98	1.0	0.98	0.98	0.98	0.984
뛰기	0.93	0.95	0.90	0.90	0.96	0.928
차량이동	0.89	0.87	0.94	0.92	0.96	0.916

4.4 실험에 대한 평가

4.1 ~ 4.3절에 걸쳐서 소개한 유클리디안 거리 평균, 유클리디안 거리 평균과 지정영역 혼합, 2 Point 유클리디안 거리방법을 이용하여 실험을 수행한 결과, 차량이동 클래스의 경우 속도에 대한 편차로 인하여 데이터의 산포도가 넓어서 차량이동으로 판단하기가 쉽지 않았으며 실험을 진행한 3가지의 방법 중 2 Point 유클리디안 거리 방법이 가장 좋은 성능을 보였다.

각 방법의 실험결과는 <Fig. 4>의 그래프로 표현하여 비교하였다.



<Fig. 4> experiment Method Comparison

5. 비교 분석

선행 연구중 Shoaib[13]과 Hong과Mok[14]의 연구는 스마트폰을 이용하여 사용자의 움직임과 이동상황을 검출하기 위해 수행한 연구이다.

Shoaib은 다양한 기계학습법의 실험을 수행 하였고, Hong과Mok은 통계 기반의 알고리즘을 제안하고 있 다. 본 절에서는 이들의 연구와의 차이점을 비교하고 분석 하였다.

Shoaib는 가속도센서(accelerometer), 자이로센서 (gyroscope), 지자기센서(magnetometer)를 사용하여 계단내려가기, 뛰기, 앉기, 서기, 계단 올라가기, 걷기의 6가지 물리적인 동작에 대하여 500개 전후의 샘플데이터를 수집하고 WEKA ToolBox에서 제공하는 SVM(Support Vector Machine), 신경망(Neural Networks), 회기분석(Logistic Regression), KNN(K Nearest Neighbor)등의 도구를 사용하여 10-fold corss validation방법으로 실험 하였다. 이중 지자기센서를 이용한 KNN classifier 방법이 가장 성능이 좋았으며 <Table 7>에 정확도를 나타내었다.

<Table 7> 6 physical activity for KNN classifier experiment accuracy for using magnetometer

동작	정확도
계단 내려가기	0.87
뛰기	0.90
앉기	0.99
서기	0.99
계단 올라가기	0.87
걷기	0.92

Hong과Mok은 가속도센서를 사용하였으며 이동상황을 기다림, 걷기, 뛰기의 3가지로 구분하고 스마트폰의 이용 상황과 미사용 상황으로 나누어 6가지로 상황을 정의하고 각 동작마다 0.1초당 1개씩 2분간 수집한 데이터를 이용하여 통계적 방법의 알고리즘을 통해 동작을 판단하는 실험을 하였다. 이에 대한 정확도는 <Table 8>에 나타내었다.

<Table 8> the proposed hong and mok accuracy of algorithm

상황	동작	정확도
	기다림	0.973
미사용	걷기	0.755
	뛰기	0.651
사용	기다림	0.692
	걷기	0.677
	뛰기	0.717

<Table 9>는 Shoaib와 Hong과Mok의 연구와 본 논문의 4절 에서 소개한 2 Point 유클리디안 거리 방 법을 이용하여 실험한 결과를 비교한 것이다.

Shoaib의 경우 정지와 가장 유사한 상황인 앉기와서기 모두 같은 정확도를 기록하여 이를 정지와 비교하였다. 그리고 Shoaib과 본 논문에서의 방법 모두 스마트폰을 사용하며 움직이는 환경을 가정하지 않았으며, Hong과 Mok의 경우 이를 감안하여 실험 결과중스마트폰 미사용 결과와 비교하였다.

<Table 9> proposed method comparison of the algorithm of Shoaib and Hong and Mok

	정지	걷기	뛰기	차량이동
Shoaib	0.990	0.920	0.900	_
Hong	0.973	0.755	0.651	_
제안방법	0.974	0.984	0.928	0.916

비교 분석결과 Shoaib과 Hong과Mok은 차량이동에 대한 실험을 수행하지 않아 비교가 어려웠으나 정지, 걷기, 뛰기 상황에 대해서 Shoaib의 지자기센서 실험은 90%를 상회하는 높은 정확도를 보였으며, 가속도센서를 사용한 Hong과Mok의 실험은 정지 상태에서의 정확도가 97.3%의 높은 정확도를 보였고, 걷기와뛰기의 경우 상대적으로 높지 않은 정확도를 보였다. 또한 본 논문에서 제안하고 실험한 2 Point 유클리디안 방법 역시 Shoaib의 실험에 뒤지지 않는 높은 정확도를 보였다. 그러나 실험에 사용한 센서중의 하나인 GPS의 경우 터널이나 실내등 전파 수신이 제한된구조물이나 구역에서는 측정이 쉽지 않은 바 이를 보완하기 위한 개선 방안의 논의가 필요하다.

6. 결 론

본 논문에서는 GPS와 가속도 센서에서 출력되는 데이터를 수집하고 정지, 걷기, 뛰기, 차량이동의 4가지 이동상황을 판별하는 실험을 수행 하였다.

수집한 데이터를 이용하여 유클리디안 거리 평균 유사도를 응용한 실험의 수행 결과 정지, 걷기, 뛰기 상황에 대해서는 높은 수준의 성능을 보였으나 차량 이동의 경우 그 산포 범위가 넓고 정지군집과 저속이 동 구간의 거리가 근접하여 정확한 판단이 쉽지 않아 이를 보완 하고자 유클리디안 거리 평균과 지정영역 혼합, 2 Point 유클리디안 거리 방법의 2가지를 추가 로 제안하고 실험하였다.

본 논문에서 실험한 유클리디안 거리 평균, 유클리디안 거리 평균과 지정영역 혼합, 2 Point 유클리디안 거리방법의 3가지 방법중 2 Point 유클리디안 거리 방법이 평균 95%, 차량이동 91.6%의 가장 우수한 성능을 보였으며 적은 데이터로 이동상황을 판단해야 하는 과업에 활용 한다면 그 효용성이 높을 것이다.

향후 본 연구자들은 실험한 데이터와 방법을 사용하여 사용자의 움직임과 주변 상황을 판단하고 일상을 기록하는 라이프로그 연구에 활용할 계획이다.

References

- [1] Kyung-Ae Cha, SunDong Yeo, "Smart phone Application Development for Aware of Unexpected Conditions using Accelerometer Sensors", J Korea Industr Inf Syst Vol 17, No.5, pp.1-8, 2012.
- [2] Kyung-Ae Cha, Sung-Young Hyun, "Implementation of Android application to judge the daily route deviation via the GPS information on smart phones", J Korea Industr Inf Syst Res Vol 18, No.3, pp.27-34, 2013.
- [3] Bill N. Schilit and Marvin M. Theimer, "Disseminating Active Map Information to Mobile Hosts", IEEE Network · September/October, pp22–32, 1994.
- [4] S.Y Lim, J.D Huh, "Technology Trends of Context Aware Computing Application",

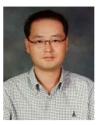
- Electronics and Telecommunication Trends, Vol 19, No.5, pp. 31-40, 2004.
- [5] D. Tancharoen, T. Ymasaki, and K. Aizawa, "Practical Experience Recording and Indexing of Life Log Video", CARPE 2005, Singapor, pp.61–66, 2005.
- [6] Jim Gemmell, Gordon Bell and Roger Lueder "MyLifeBits:A Personal Database for Everything," Communications of the ACM, Vol 49, No.1, pp.88–95, 2006.
- [7] Ricardo Couto Antunes da Rocha and Markus Endler, "Supporting Context-Aware Applications: Scenarios, Models and Architecture", Monografias em Ciência da Computação, No. 12/06, pp. 1-15, 2006.
- [8] Young-wan Jang, Byeong Man Kim, Chang Bae Moon, Yoon Sik Shin, "Auto Tagging Using Mobile-Based User's Context Information for Personal Lifelog", Journal of KIISE: Computer Systems and Theory Vol 40, No.5, pp.236-247, 2013.
- [9] Emiliano Miluzzo, Nicholas D.Lane, Kristof Fodor, Ronald Peterson, Hong Lu, Micro Musolesi, Shane B.Eisenman, Xiao Zheng, Andrew T.Campbell, "Sensing Meets Mobile Social Networks: The Design, Implementation and Evalution of the CenceMe Application," the 6th ACM conference on Embedded network sensor systems, pp.337–350, 2008.
- [10] Hyekyung Yang, Hwangseung Young, "Physical Activity Recognition using Accelerometer of Smart Phone," Proc. of the Korea Computer Congress 2012, Vol 39, No.2(D), pp.7–9, 2012.
- [11] Phil Hwan Jung, Dae young Kim, Chang geun Song, Seon woo Lee, "Recognition of Walking Behavior and Phone's Pose by using smart phones," Proc. of the Korea Computer Congress 2012, Vol 39, No.1(D), pp.124-125, 2012.
- [12] Manhyung Han, Sungyoung Lee, "Personalized Activity Modeling and Real-time Activity Recognition based on Smartphone Multimodal Sensors," Journal of KIISE: Software and

- Applications Vol 40, No.6, pp.332-341, 2013.
- [13] Muhammad Shoaib, Hans Scholtem, P.J.M. Havinga, "Towards Physical Activity Recognition Using Smartphone Sensors," 2013 IEEE 10th International Conference on Ubiquitous Intelligence & Computing and 2013 IEEE 10th International Conference on Autonomic & Trusted Computing, pp.80–87, 2013.
- [14] Min-Sung Hong and Nam-Hee Mok, "A method of determining the user's state of movement based on the smart device usage," J Korea Industr Inf Syst Res Vol 18, No.6, pp.51-59, 2013.
- [15] Google Developer [Online]. Available: http://developer.android.com/reference/android/hardware/SensorEvent.html
- [16] Astronote [Online].Available: http://www.astronote.org/bbs/board.php?bo_table=prog&wr_id=18065&page=7



장 영 완 (Young-Wan Jang)

- 2011년 : 국립금오공과대학교 소 프트웨어공학과(공학사)
- 2012년 ~ 현재 : 국립금오공과대 학교 소프트웨어공학과 석사과정
- 관심분야 : 인공지능, 상황인식컴퓨팅, 집단지성



장 성 봉 (Sung Bong Jang)

- 1997년 고려대학교 컴퓨터과학과 (이학사)
- 1999년 고려대학교 컴퓨터학과 (이학석사)
- 2010년 고려대학교 컴퓨터학과(이학박사)
- 2012년~현재 : 국립금오공과대학교 소프트웨어공학 과 교수
- 관심분야 : 증강현실



김 병 만 (Byeong Man Kim)

- 1987년 : 서울대학교 컴퓨터공학 과(공학사)
- 1989년 : 한국과학기술원 전산학 과(공학석사)
- 1992년 : 한국과학기술원 전산학과(공학박사)
- 1992~현재 : 국립금오공과대학교 소프트웨어공학과 교수
- 1998년~1999년 : 미국 UC, Irvine 대학 방문교수
- 2005년~2006년 : 미국 콜로라도 주립대학 연구교수
- 관심분야 : 인공지능, 정보검색, 정보보안



신 윤 식 (Yoon Sik Shin)

- 1982년 경북대학교(공학사)
- 1985년 한국과학기술원 전산학과 (공학석사)
- 1988년~현재 : 국립금오공과대학교 소프트웨어공학과 교수
- 관심분야 : 소프트웨어공학

논 문 접 수 일: 2014년 07월 25일
1 차 수 정 완료 일: 2014년 08월 07일
2 차 수 정 완료 일: 2014년 08월 14일
게 재 확 정 일: 2014년 08월 18일